

유전자 알고리즘을 사용한 공기역학적 Airfoil 형상 최적화

정성기¹·두옹안호양¹·이영민¹·제소영¹·명노신^{2*}·조태환^{2*}

A Study on Optimal Aerodynamic Shape of Airfoil using a Genetic Algorithm

Sungki Jung¹, Hoang Anh Duong¹, Youngmin Lee¹, Soyoung Je¹, Rhoshin Myong^{2*} and Taehwan Cho²

In this study, an aerodynamic shape optimization system was developed to study the optimal shape of airfoil. The system consists of GA (Genetic Algorithm) and CFD code based on the Navier-Stokes equation. Lift-drag ratio is chosen as the object function and optimization is conducted for PARSEC airfoil with nine design variables, which is very efficient in representing the surface geometry of airfoil.

Key Words : CFD(전산유체역학), GA(유전자알고리즘)

1. 서론

최근 개발된 최신 최적의 항공기는 항공기 자체의 하중 감소를 위해 복합재를 사용한 무게 감량 및 최적의 양항비를 나타내는 항공기를 개발하기 위해 다학제적 연구가 활발히 진행되고 있다.[1] 대표적으로 최적화 기법을 사용한 공기역학적 형상최적화, 유체-구조 연계해석 및 유체-추진 연계해석 등이 있다. 본 연구에서는 항공기 형상 최적화를 위해 공기역학적 형상 최적화를 수행하였으며 최적화 알고리즘으로 유전자 알고리즘이 사용되었다. 공력해석을 위해 Navier-Stokes 방정식 기반의 FLUENT를 사용하였으며 매 단계별 격자 재구성을 위해 TFI(TransFinite Interpolation)와 Spring Analogy를 결합한 Hybrid 방법을 사용하였다.[2] 또한 2차원 Airfoil 형상 최적화를 위해 PARSEC을 선정하여 최적화를 수행하였으며 순서도는 Fig. 1과 같다.

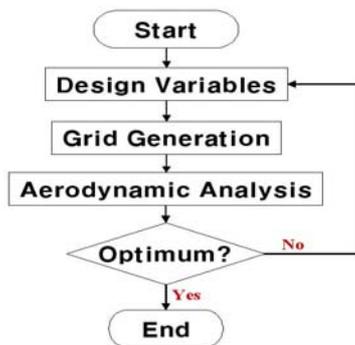


Fig. 1 Flowchart for ASO

2. 최적화 기법

목적함수에 대한 경향성을 파악하기 위해 미분을 활용한 국소 최적화 기법과 전역적 최적화 기법에 대해 목적함수 값을 비교하여 최적해를 유도하는 전역적 최적화 기법이 있다. 국소 최적화 기법의 대표적인 방법으로 표면 반응면 기법이 있으며 전역적 최적화 기법의 대표적인 방법으로 유전자 알고리즘이 있다.[3] 본 연구에서는 전역적 최적화 기법인 유전자 알고리즘을 사용하여 2차원 Airfoil에 대한 공기역학적 형상 최적화를 수행하였다.

2.1 유전자 알고리즘

초기 유전자 알고리즘은 생물체 유전자 조합의 개념을 바탕으로 개발되었다. 생물체가 거주하는 환경 변화에 따라 다음 세대로 진화하기 위해 보다 나은 형질을 나타내는 부모 형질이 환경 변화에 보다 능동적으로 대처한다는 가정을 바탕으로 유전자 알고리즘은 구성된다. 초기 개발된 유전자 알고리즘은 유전자를 나타내기 위해 모든 실수를 2진법으로 하여 다음 세대로 진화하기 위한 선택, 교배 및 돌연변이 등을 구성하였다. 본 연구에서 적용된 최적화 기법은 초기 개발된 유전자 알고리즘을 바탕으로 하였으며 선택, 교배 및 돌연변이 확률을 다음과 같이 설정하였다. 이러한 설정은 다수 실험을 통해 본 연구에 가장 적합하다고 판단하였으며 보다 빠른 수렴을 위해 Micro GA를 사용하여 수렴성을 향상 시켰다.[4]

2.2 해석 모델

2차원 Airfoil에 대한 공기역학적 형상 최적화를 위해 선정된 모델은 현재 개발된 Airfoil 형상 설계를 위해 많이 사용되고 있는 PARSEC Airfoil을 선정하였다. Airfoil 형상 설계를 위해 NACA series 및 RAE 등 다양한 설계 모델이 있으나 설계 인자 및 물리적 특성을 보다 잘 나타내는 PARSEC 형식을 선정하여 최적화를 수행하였다.[5] PARSEC Airfoil 설계를 위한 함수는 수식[1]에 나타내었으며 각 계수들의 정의는 Fig.2와 같다.

$$Z = \sum_{n=1}^6 a_n X^{(n-1)/2} \quad (1)$$

1 경상대학교 기계항공공학부 대학원
2 경상대학교 기계항공공학부 및 항공기부품기술연구소
2* Corresponding author E-mail: myong@gnu.ac.kr

PARSEC Airfoil에 대한 함수는 윗면과 아랫면에 중복되어 있는 계수를 포함한 윗면 6개, 아랫면 6개 총 11개로 구성된다.

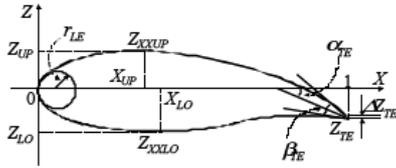


Fig. 2 PARSEC airfoil concept

최적화를 위한 각 계수들은 Table. 1 과 같으며 본 연구에서는 11개의 계수들 중 9개를 선정하여 최적화 계산에 적용 하였다.

Table. 1 Parameter range of the design space

Parameter	Upper bound	Lower bound
r_{LE}	0.030	0.002
Z_{TE}	0.0	0.0
α_{TE}	-3.0	-13.0
β_{TE}	8.0	4.0
X_{UP}	0.7	0.3
Z_{UP}	0.18	0.08
Z_{XXUP}	0.0	-0.3
X_{LO}	0.6	0.2
Z_{LO}	0.02	-0.04
Z_{XXLO}	0.9	0.3
ΔZ_{TE}	0	0

2.3 최적화 전략

유전자 알고리즘을 적용한 최적화 수행시 유전자 알고리즘의 확률 설정에 의해 최적해는 의존적인 경향을 나타낸다. 이러한 연구는 시행반복 및 엔지니어의 경험적 측면에 의존하며 본 연구에서는 다수의 실험을 통해 교배 및 돌연변이 확률을 25%, 1%로 구성하였으며 엘리트 보존법을 적용하여 그전의 세대에서 최적인구가 다음세대에 보존되도록 설정하였다.

3. 수치해석

유전자 알고리즘은 그 특성에 기반하여 다수의 반복계산을 요구한다. 최근의 컴퓨터 환경은 대용량 고속 계산이 가능한 병렬 컴퓨터를 기반으로 3차원 난류 유동 해석 및 비정상 유동을 해석 할 수 있는 기반을 갖추고 있으나 최적화 계산을 위해서는 현재까지 많은 어려움을 내포하고 있다. 특히 유동해석을 위해, 최적화의 경우 소요 시간의 대부분을 차지하며 이러한 경우 수많은 시간의 소요가 요구된다. 궁극적인 3차원 해석에 앞서 본 연구에서는 3차원 대비 시간 소비가 적은 2차원 Airfoil에 대해 유동해석을 수행하여 Airfoil 형상 변화에 따른 공력 특성 및 최적 형상을 도출하였다. 또한 최적화를 수행하기 위해 유동해석 코드의 강건성이 대표적인 요소가 된다. 본 연구에서는 신뢰성을 확보하고 있는 상용프로그램인 FLUENT를 사용하여 공력해석을 수행하였다.

3.1 격자 생성 및 변형

초기 형상은 RAE2822 형상을 기본으로 격자를 구성하였다. 격자 형식은 정렬격자이며 격자수는 약 2만개로 상용 프로그램인 GRIDGEN을 사용하였다.

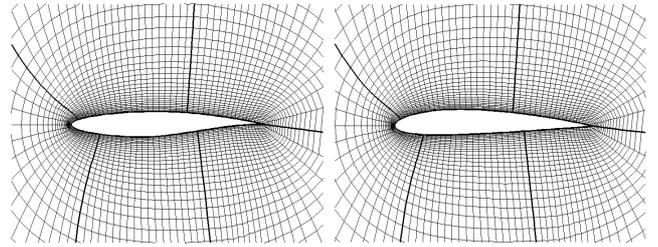


Fig. 3 Comparison of initial and modified grids

최적화 수행을 위해 Airfoil 형상 변형시 요구되는 격자의 변형을 구성하기 위해 TFI 와 Spring Analogy를 결합한 Hybrid 기법을 사용하였으며 Airfoil 형상 변화에 따른 격자 변형은 Fig. 3 과 같다.

3.2 수치기법

2차원 외부유동 해석을 위해 Navier-Stokes 방정식을 사용하였으며 수치기법으로 Cell-centered 기반의 내제법을, Flux 계산을 위해 2차 정확도를 갖는 풍상차분법 및 항력특성을 예측하기 위해 난류 모델로서 Realized K-e 모델을 사용하였다. 다수의 반복 실험을 통해 수렴성 및 정확도 측면에서 Realized K-e 모델이 가장 우수한 성능을 나타냄에 따라 본 연구에 적용하였다.

4. 검증 및 결과

4.1 검증

최적화를 수행하기 앞서 최적화 시스템의 각 모듈인 공력해석 및 최적화 알고리즘에 대한 사전 검증을 수행하였다.

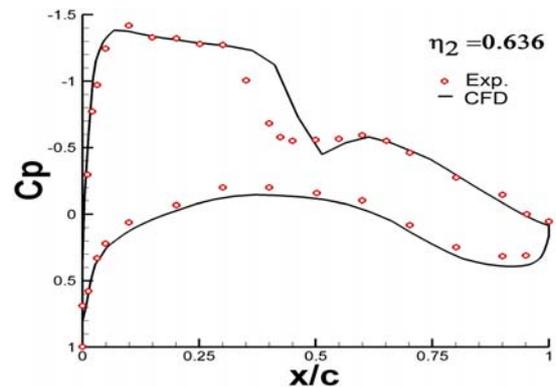


Fig. 4 Comparison of experimental and CFD results(M=0.75, AoA=0°, Re=3 × 10⁶)

공력해석 모델은 DLR-F4 날개 단면을 사용하였으며 마하수 0.75, 받음각 0도에서 수치해석과 실험 결과를 비교하였다. 비교한 결과는 Fig. 4에 제시하였으며 본 검증을 바탕으로 공력해석을 위해 사용된 해석 코드의 신뢰성을 확보하였다. 최적화 알고리즘, 즉 유전자 알고리즘에 대한 검증을 수행하였다. 검증을 수행하기위해 제안된 테스트 함수로서 최적화 분야에 널리 사용되고 있는 Bird Function을 사용하였다. 설계변수, 목적함수 및 구속 조건은 다음과 같다.

설계변수 : x_1, x_2

목적함수:

$$f(x_1, x_2) = \exp^{\cos(x_1 - x_2)} \sin\left(\frac{(x_1 - x_2)^2 + x_1 + x_2}{1 + (x_1 - x_2)^2}\right)$$

구속조건: $-4.0 < x_i < 4.0$

Bird Function에 대해 유전자 알고리즘에서 적용한 확률은 2.3장에서 사용된 최적화 전략의 확률과 동일하게 구성하였다. 각 확률은 다수의 반복계산을 통해 최소의 반복계산이 요구되는 조건으로 설정하였으며 이러한 확률은 Airfoil 형상 최적화에 적용되었다.

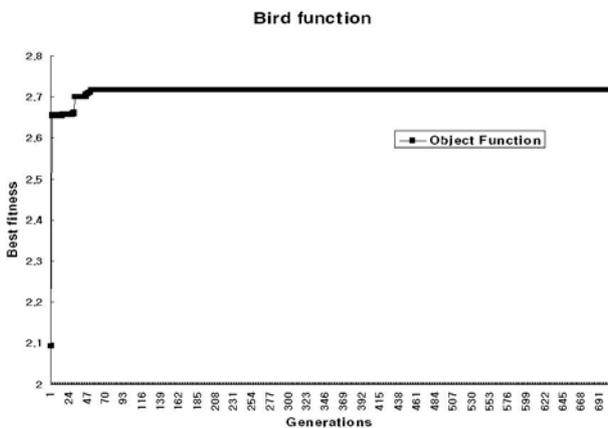


Fig. 5 Convergence history of the maximum objective value

Fig. 5는 Bird Function에 대한 수렴 경향을 나타낸다. 최초 56 세대에서 최적해를 나타냈으며 총 반복계산 횟수는 인구수 20과 세대수 100으로 2000번의 반복계산이 수행되었다.

4.2 결과

최적화 수행시 계산 영역에 대해 사전 설정이 요구된다. 본 연구에서는 마하수 0.75, 받음각 2도, 레이놀즈수 1.74×10^6 에서 초기 NACA0012 형상을 기준으로 최적화를 수행하였다. Fig. 6은 Airfoil에 대한 최적화 계산 결과를 나타낸다. 최적화를 수행하기 위해 적용된 확률은 검증에서 사용된 확률을 사용하였으며 한 세대당 인구수를 10으로 하여 총 80세대를 수행하였다. 최적해를 얻기 위해 보다 많은 반복 계산이 요구되나 유전자 알고리즘의 특성상 계산 시간의 증가로 인해 최대 세대수를 제한하여 계산하였다. 목적함수로서 Airfoil의 양항비를 설정하여 계산한 결과 73 세대에서 최적해를 나타내며 최적해를 유도하기 위해 총 800번의 반복계산이 수행되었다. 계산에 소요된 전체 시간은 약 55시간으로 병렬 컴퓨터가 아닌 단일 컴퓨터로 계산을 수행함으로 인해 다소 많은 시간의 요구되었다. 계산에 사용된 시스템 사양은 운영체제로 윈도우를 사용하였으며 CPU로 Intel Core2 1.86GHz, RAM은 1.0GB를 사용하였다.

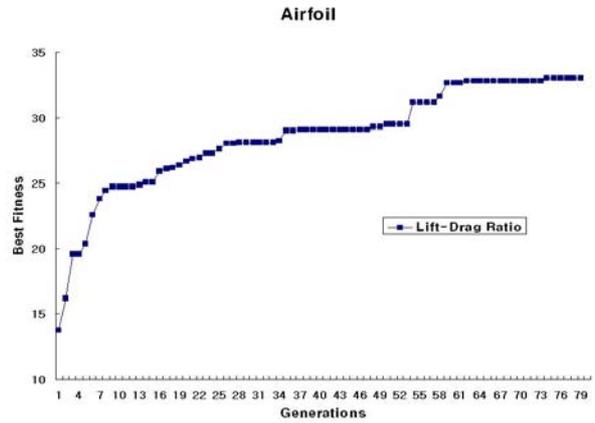


Fig. 6 Convergence history of the maximum objective value for the airfoil

Airfoil에 대해 최적화 알고리즘을 적용한 계산 결과 초기 형상과 최적 형상의 양항비는 13.7368과 33.0863로 초기 형상 대비 양항비가 약 280% 향상되었으며 Fig. 7은 초기 형상과 최적 형상의 Airfoil 차이를 나타낸다.

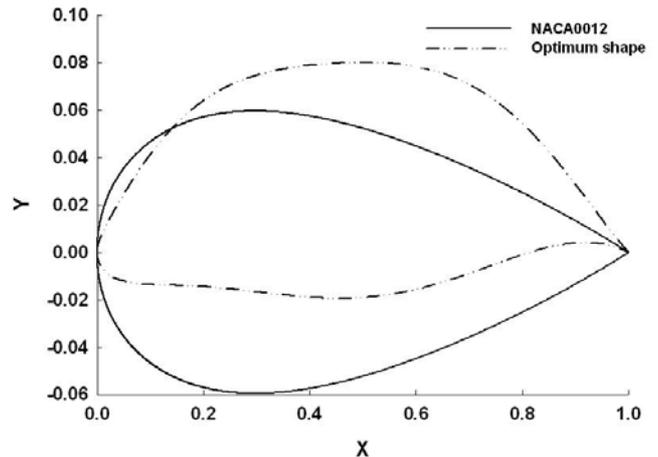


Fig. 7 Comparison of the initial and optimum airfoil shape

Fig. 8은 초기 형상과 변형된 형상에 대한 압력 분포를 나타낸다. Fig. 8을 통해 Airfoil 윗면에서 충격파는 초기 형상대비 Airfoil 윗면에서 유동 흐름 방향으로 이동한 것을 알 수 있다. 또한 충격파 전후의 압력은 초기 형상대비 다소 느슨한 압력 차이를 나타내고 있으며 아랫면과 윗면의 압력 차이가 최적 형상의 경우 초기 형상대비 상당히 큰 차이를 나타낸다. 이는 Airfoil에서 윗면과 아랫면의 압력 차이에 의해 양력이 발생하는 원리로 미루어 그 크기가 증가할수록 양력이 증가함을 의미한다. 최적 형상의 경우 최적화 수행과 압력 분포를 통해 NACA0012 대비 주어진 조건에서 양력의 증가가 보다 큰 것으로 판단된다. 또한 최적 형상은 Airfoil의 Leading edge에서 NACA0012 형상 대비 점진적인 압력 분포를 나타내며 이는 급격한 압력증가를 나타내는 초기 형상 보다 유동 안정성 측면에서 보다 안정적인 유동 흐름을 나타내는 것으로 판단된다.

본 연구는 학술진흥재단 중점연구소 사업(과제번호: KRF-2005-005-J09901)의 지원에 의해 수행되었으며, 이에 감사드립니다.

참고문헌

- [1] Nguyen A. T., Myong R. S., Cho T. H., Hoang A. D., Jung S. K., "Assessment of genetic algorithms for optimization problems in aerodynamic shape design," Parallel CFD, Turkey antalya, 2007.05.21-24.
- [2] 두용안호양, 이영민, 정성기, 느앵안티, 명노신, "복잡한 형상에 관한 삼차원 변형 Multi-Block 정렬격자 프로그램 개발," 한국전산유체공학회, 제12권, 제4호, (2007), pp.1-10.
- [3] Giannakoglou K.C., "Design of optimal aerodynamic shapes using stochastic optimization methods and computational intelligence," Progress in Aerospace Sciences, 38, (2002), pp.43-76.
- [4] 김동현, 이인, "유전자 알고리즘을 이용한 복합재료 날개의 정적 공탄성 최적화," 한국항공우주학회지, 제13권, 제2호, (2000), pp.61-71.
- [5] Shahrokhi Ava, Jahangirian Alireza, "Airfoil shape parameterization for optimum Navier-Stokes design with genetic algorithm," Journal of Aerospace Science and Technology, Vol 11, (2007), pp.443-450.

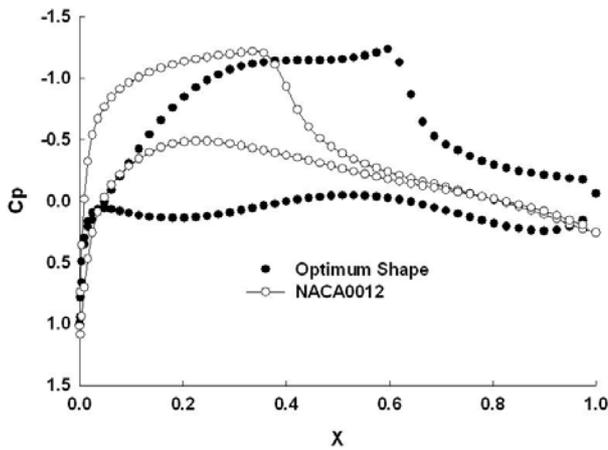


Fig. 8 Comparison of pressure coefficients for the initial and optimum airfoil shape($M=0.75$, $AoA=2^\circ$, $Re=1.74 \times 10^6$)

Fig. 9는 NACA0012 Airfoil과 최적 형상 주위의 압력 분포를 나타낸다. NACA0012의 경우 윗면 중앙 부근에서 강한 충격파를 발생하며 최적 형상의 경우 중앙에서 Trailing edge 방향으로 약간 이동한 곳에서 강한 충격파를 발생한다. 충격파의 위치로 인한 유동 불안정성이 발생 할 수 있으며, 근본적인 최적화 수행을 위해 보다 많은 반복 계산이 요구되는 것으로 판단된다.

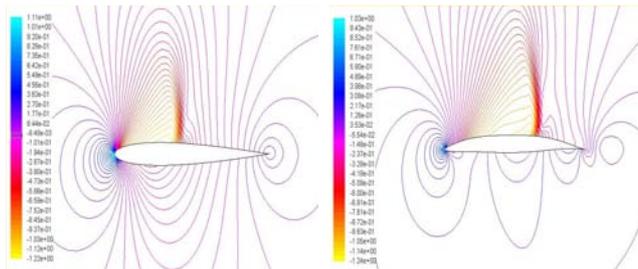


Fig. 9 Contour of pressure coefficients around the initial and optimum airfoil shape($M=0.75$, $AoA=2^\circ$, $Re=1.74 \times 10^6$)

5. 결론

공기역학적 형상 최적화 연구는 다양한 형상에 대해 연구되고 있으며 본 논문에서는 기존에 다수 이루어진 2차원 Airfoil 형상에 대해 연구를 수행하였다. Airfoil 형상 최적화를 위해 PARSEC Airfoil를 선정하였으며 설계 변수 9개, 목적 함수는 양향비로 설정하였다. 그 결과 마하수 0.75 및 받음각 2도, 레이놀즈수 1.74×10^6 조건에서 초기 형상 대비 최적 형상의 양향비가 약 280% 향상되었으며, 최적화 수행을 통해 PARSEC Airfoil에 적용하기 위한 입력계수를 획득 할 수 있었다. 본 연구를 통해 차후 3차원 공력 형상 최적화 및 유체-구조 연계 최적화를 위한 기본 연구 자료가 될 것으로 판단하며, 다수의 반복 계산이 요구되는 유전자 알고리즘을 수정한 적응영역 유전자 알고리즘 및 신경회로망과 유전자 알고리즘을 결합한 Hybrid 최적화 알고리즘이 필요할 것으로 판단된다.

후기